

# El análisis factorial

*Joaquín Aldás Manzano<sup>1</sup>*

Universitat de València  
Dpto. de Dirección de Empresas “Juan José Renau Piqueras”

---

<sup>1</sup> Estas notas son una selección de aquellos textos que, bajo mi punto de vista, mejor abordan el tema analizado. Sus autores aparecen citados al principio de cada epígrafe, y a ellos hay que referirse cuando se citen los contenidos de estas notas. Mi única tarea ha sido la de seleccionar, ordenar y, en algunos casos traducir los textos originales.

# El análisis factorial

## 1. ¿Qué es el análisis factorial? (Ferrán, 1996)

En muchas ocasiones, nos encontramos con un número muy grande de variables para medir una determinada realidad. El análisis factorial es una técnica de reducción de datos, es decir, pretende pasar de ese número elevado de variables, a un número más pequeño de elementos explicativos, los **factores**, que le permitan explicar de una manera más sencilla esa realidad. Es evidente que esos factores tendrán que obtenerse e interpretarse a partir de las variables iniciales, y también es cierto que el modelo perderá poder explicativo en ese proceso. La clave está en ganar facilidad para interpretar la realidad al menor coste posible en términos de pérdida de información.

Existen dos tipos de análisis factorial: el **exploratorio** y el **confirmatorio**. El análisis exploratorio se caracteriza porque no se conoce *a priori* el número de factores, y es en la aplicación empírica donde se determina este número. Por el contrario, en el análisis de tipo confirmatorio, los factores están fijados *a priori*, utilizándose contrastaciones empíricas para su corroboración.

En este tema, trataremos de explicar el análisis factorial a través de la base de datos de ejemplo que ofrecimos en el capítulo primero y siguiendo, también, el proceso de construcción de un modelo multivariable que en él detallamos.

## 3.2 Un ejemplo de aplicación del análisis factorial (Hair, Anderson, Tatham y Black, 1995)

### **Paso 1. Objetivos de la investigación y elección de la técnica**

En el tema anterior, vimos que teníamos siete variables (X1 a X7) para medir la percepción que tienen de la empresa HATCO sus clientes. Podemos plantearnos si estas siete variables no son demasiadas y algunas de ellas estarán midiendo un mismo aspecto de la realidad “percepción del cliente” y podemos explicar lo mismo con menos **factores**. Si esto fuera así, tendríamos la ventaja, por ejemplo, de que otras técnicas multivariantes cuyos algoritmos pueden llegar a ser muy lentos cuando se trabaja con muchas variables, como el análisis cluster, serían más sencillos de aplicar. Es evidente, pues, que con este

objetivo no pretendemos buscar relaciones de dependencia entre unas variables y otras, sino de posible interdependencia entre las variables X1 a X7. Repase el lector la figura 1.2 del tema anterior para ver de qué técnicas dispone.

Debemos señalar que, a priori, no podemos aventurar cuál será el número lógico de factores: uno, dos, tres... No tenemos ninguna base teórica que nos diga cuáles son las componentes de la “percepción de HATCO que tienen sus clientes”. Por lo tanto, no estaremos ante un análisis factorial confirmatorio, que habría que realizar mediante los sistemas de ecuaciones estructurales. Tampoco buscamos establecer agrupar a individuos (utilizaríamos el análisis cluster), sino agrupar variables en factores. Según esa misma figura 1.2 vemos que el análisis factorial es la técnica adecuada.

## ***Paso 2. Diseño del plan de análisis***

La primera cuestión que debe abordar el investigador es determinar **cómo están medidas las variables** que pretende analizar. En general las variables deben ser métricas. aunque también pueden introducirse variables no métricas codificadas como ficticias (0,1). En el caso de HATCO, las siete variables son métricas y, por tanto, aptas para el análisis factorial.

La segunda cuestión importante hace referencia al **tamaño de la muestra**. En general no debería aplicarse el análisis factorial cuando se tengan menos de 50 observaciones y, preferiblemente, debería poder contarse con 100 o más. Como regla general, deben tenerse por lo menos cinco veces más observaciones que variables van a ser analizadas y el ratio óptimo sería de diez a uno. En el ejemplo de HATCO, tenemos 100 observaciones y siete variables, lo que da un ratio muy adecuado de 14 a 1.

## ***Paso 3. Condiciones de aplicabilidad del análisis factorial.***

Las hipótesis críticas del análisis factorial, son más conceptuales que estadísticas. Desde un punto de vista estadístico la violación de las hipótesis de normalidad, homoscedasticidad y linealidad afectarían únicamente desde el momento en que disminuyen la correlación observada, pero su influencia no se considera determinante.

Conceptualmente, el analista debe asegurarse que existen suficientes correlaciones entre las variables que justifican la aplicación del análisis factorial. Si las

variables estuvieran incorrelacionadas entre sí, cada una de ellas sería un factor en sí mismo y no procedería aplicar la técnica. Conviene, por tanto, analizar la **matriz de correlaciones** entre las variables, si no hay un número importante de correlaciones superiores a 0.30, probablemente el análisis factorial será inapropiado.

Otro procedimiento para establecer si procede llevar a cabo el análisis factorial pas por estudiar los llamados coeficientes de correlación parcial, es decir, la correlación entre dos variables cuando se ha descontado el efecto de las demás. Si existen factores reales en el modelo, estos coeficientes deberían ser bajos, dado que los factores absorben la mayoría de esa correlación al estar agrupando a las variables descontadas. SPSS ofrece la **matriz de correlación anti imagen** que son los coeficientes de correlación parcial con valor negativo.

Otros mecanismos para determinar la adecuación de llevar a cabo un análisis factorial son el **test de esfericidad de Barlett y la medida KMO** de adecuación de la muestra. El primero de ellos es un test estadístico que detecta la presencia de correlación entre variables, ofreciendo la probabilidad de que la matriz de correlaciones recoja valores significativos. Su p debe ser inferior a los niveles críticos 0.05 o 0.01. Debe saberse, sin embargo, que es un test muy sensible a incrementos en el tamaño de la muestra. Cuando esta se incrementa es más fácil que encuentre correlaciones significativas. Por su lado el KMO es un índice entre 0 y 1. Valores inferiores a 0.5 no son aceptables.

Aplicando a nuestra base de datos de ejemplo, la siguiente sintaxis, se obtendrán los estadísticos descritos:

```
FACTOR
/VARIABLES x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7
/MISSING LISTWISE
/ANALYSIS x1 x2 x3 x4 x5 x6 x7
/PRINT INITIAL CORRELATION SIG DET KMO AIC EXTRACTION ROTATION
/FORMAT SORT
/PLOT EIGEN
/CRITERIA MINEIGEN(1) ITERATE(50)
/EXTRACTION PC
/CRITERIA ITERATE(50)
/ROTATION VARIMAX
/METHOD=CORRELATION .
```

### Cuadro 1. Matriz de correlaciones

Matriz de correlaciones

		Rapidez de servicio	nivel de precios	flexibilidad de precios	Imagen del fabricante	Servicio	Imagen de los vendedores	Calidad del producto
Correlación	Rapidez de servicio	1,000	-,349	,509	,050	,612	,077	-,483
	nivel de precios	-,349	1,000	-,487	,272	,513	,185	,470
	flexibilidad de precios	,509	-,487	1,000	-,116	,067	-,035	-,448
	Imagen del fabricante	,050	,272	-,116	1,000	,299	,788	,200
	Servicio	,612	,513	,067	,299	1,000	,240	-,055
	Imagen de los vendedores	,077	,185	-,035	,788	,240	1,000	,177
	Calidad del producto	-,483	,470	-,448	,200	-,055	,177	1,000
Sig. (Unilateral)	Rapidez de servicio		,000	,000	,309	,000	,222	,000
	nivel de precios	,000		,000	,003	,000	,032	,000
	flexibilidad de precios	,000	,000		,125	,255	,366	,000
	Imagen del fabricante	,309	,003	,125		,001	,000	,023
	Servicio	,000	,000	,255	,001		,008	,293
	Imagen de los vendedores	,222	,032	,366	,000	,008		,039
	Calidad del producto	,000	,000	,000	,023	,293	,039	

a. Determinante = 2,681E-03

### Cuadro 2. Indicadores de adecuación del análisis factorial

KMO y prueba de Bartlett

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		,446
Prueba de esfericidad de Bartlett	Chi-cuadrado aproximado	567,467
	gl	21
	Sig.	,000

### Cuadro 3. Matriz anti imagen

Matrices anti-imagen

		Rapidez de servicio	nivel de precios	flexibilidad de precios	Imagen del fabricante	Servicio	Imagen de los vendedores	Calidad del producto
Covarianza anti-imagen	Rapidez de servicio	,028	,028	,002	,015	-,025	-,006	-,002
	nivel de precios	,028	,032	,021	,014	-,026	-,005	-,020
	flexibilidad de precios	,002	,021	,608	,043	-,011	-,039	,086
	Imagen del fabricante	,015	,014	,043	,347	-,015	-,275	-,018
	Servicio	-,025	-,026	-,011	-,015	,023	,005	,010
	Imagen de los vendedores	-,006	-,005	-,039	-,275	,005	,371	-,044
	Calidad del producto	-,002	-,020	,086	-,018	,010	-,044	,623
Correlación anti-imagen	Rapidez de servicio	,345 <sup>a</sup>	,957	,018	,148	-,978	-,059	-,016
	nivel de precios	,957	,330 <sup>a</sup>	,155	,133	-,975	-,043	-,141
	flexibilidad de precios	,018	,155	,914 <sup>a</sup>	,094	-,091	-,083	,139
	Imagen del fabricante	,148	,133	,094	,558 <sup>a</sup>	-,172	-,766	-,040
	Servicio	-,978	-,975	-,091	-,172	,288 <sup>a</sup>	,051	,088
	Imagen de los vendedores	-,059	-,043	-,083	-,766	,051	,552 <sup>a</sup>	-,091
	Calidad del producto	-,016	-,141	,139	-,040	,088	-,091	,927 <sup>a</sup>

a. Medida de adecuación muestral

¿Qué conclusiones podemos extraer respecto de la aplicabilidad del análisis factorial a nuestra base de datos de ejemplo? En primer lugar, analizando la **matriz de correlaciones**, se observa que un buen número de ellas (12 de las 21 posibles), son significativas, lo que nos permite proseguir con el análisis para profundizar un poco más. El **test de Barlett** confirma esta impresión. Sin embargo, el indicador **KMO** cae por debajo del nivel aceptable ( $0.446 < 0.5$ ) y observando la diagonal de la correlación anti imagen, se observa que, individualmente, esta medida también toma valores inferiores a los aceptables para tres variables (X1 Rapidez del servicio, X2 Nivel de precios y X5 Servicio). En conclusión el conjunto de variables no son aptas para el análisis factorial. Es necesario adoptar algún tipo de medida. Dado que X5 toma el valor de adecuación muestral más bajo, será excluida del análisis y, a continuación, repetiremos el mismo. La sintaxis, ahora, será la siguiente:

```

FACTOR
/VARIABLES x1 x2 x3 x4 x6 x7
/MISSING LISTWISE /ANALYSIS x1 x2 x3 x4 x6 x7
/PRINT INITIAL CORRELATION SIG DET KMO AIC EXTRACTION
ROTATION
/FORMAT SORT
/PLOT EIGEN
/CRITERIA MINEIGEN(1) ITERATE(50)
/EXTRACTION PC
/CRITERIA ITERATE(50)
/ROTATION VARIMAX
/METHOD=CORRELATION .

```

#### Cuadro 4. Matriz de correlaciones

Matriz de correlaciones

		Rapidez de servicio	nivel de precios	flexibilidad de precios	Imagen del fabricante	Imagen de los vendedores	Calidad del producto
Correlación	Rapidez de servicio	1,000	-,349	,509	,050	,077	-,483
	nivel de precios	-,349	1,000	-,487	,272	,185	,470
	flexibilidad de precios	,509	-,487	1,000	-,116	-,035	-,448
	Imagen del fabricante	,050	,272	-,116	1,000	,788	,200
	Imagen de los vendedores	,077	,185	-,035	,788	1,000	,177
	Calidad del producto	-,483	,470	-,448	,200	,177	1,000
Sig. (Unilateral)	Rapidez de servicio		,000	,000	,309	,222	,000
	nivel de precios	,000		,000	,003	,032	,000
	flexibilidad de precios	,000	,000		,125	,366	,000
	Imagen del fabricante	,309	,003	,125		,000	,023
	Imagen de los vendedores	,222	,032	,366	,000		,039
	Calidad del producto	,000	,000	,000	,023	,039	

a. Determinante = ,118

### Cuadro 5. Indicadores de adecuación del análisis factorial

#### KMO y prueba de Bartlett

Medida de adecuación muestral de Kaiser-Meyer-Olkin.		,665
Prueba de esfericidad de Bartlett	Chi-cuadrado aproximado	205,902
	gl	15
	Sig.	,000

### Cuadro 6. Matriz anti imagen

#### Matrices anti-imagen

		Rapidez de servicio	nivel de precios	flexibilidad de precios	Imagen del fabricante	Imagen de los vendedores	Calidad del producto
Covarianza anti-imagen	Rapidez de servicio	,629	,047	-,210	-,046	-,022	,208
	nivel de precios	,047	,650	,190	-,078	,013	-,162
	flexibilidad de precios	-,210	,190	,613	,037	-,038	,092
	Imagen del fabricante	-,046	-,078	,037	,358	-,281	-,012
	Imagen de los vendedores	-,022	,013	-,038	-,281	,372	-,046
	Calidad del producto	,208	-,162	,092	-,012	-,046	,628
Correlación anti-imagen	Rapidez de servicio	,721 <sup>a</sup>	,074	-,338	-,098	-,046	,331
	nivel de precios	,074	,787 <sup>a</sup>	,301	-,161	,027	-,253
	flexibilidad de precios	-,338	,301	,749 <sup>a</sup>	,079	-,079	,149
	Imagen del fabricante	-,098	-,161	,079	,542 <sup>a</sup>	-,769	-,025
	Imagen de los vendedores	-,046	,027	-,079	-,769	,532 <sup>a</sup>	-,096
	Calidad del producto	,331	-,253	,149	-,025	-,096	,779 <sup>a</sup>

a. Medida de adecuación muestral

Ahora, analizando la matriz de correlaciones, 8 de 15 son significativas (una proporción superior al análisis anterior). La existencia de correlaciones significativas consideradas globalmente en esta matriz es, de nuevo, confirmada por un



test de Barlett significativo. Pero, ahora, el test KMO toma un valor superior al mínimo aceptable ( $0.665 > 0.5$ ) y, en la diagonal de la matriz de correlación anti imagen, se observa que, individualmente, todas las variables superan también este valor individualmente. Podemos concluir que el conjunto de variables, reducido, es ahora apto para la aplicación del análisis factorial.

#### ***Paso 4. Obtención de los factores y establecimiento del ajuste global.***

En esta etapa es necesario adoptar dos decisiones: (a) El método que se va a emplear para extraer los factores y (b) cuántos factores van a ser extraídos. Para la primera decisión disponemos, básicamente, de dos procedimientos: el de *componentes principales* y el de los *ejes principales* o de las *componentes principales iteradas*. Sin entrar en demasiados detalles, el primero es adecuado cuando se trata de resumir la mayor parte posible de la información inicial (varianza) en el menor número de factores posibles que, digámoslo, es la utilización más frecuente del análisis factorial. El segundo método es más adecuado cuando se trata de identificar factores o dimensiones que reflejen lo que las variables comparten en común. Dado que, básicamente, ofrecen resultados muy similares, se suele utilizar siempre el primer método. Si se analiza la sintaxis que hemos utilizado anteriormente, la utilización del criterio de componentes principales aparece en la línea:

/EXTRACTION PC

La segunda decisión consiste en establecer un criterio para determinar cuántos factores deben ser extraídos. No debe olvidarse que el número de factores es una variable relacionada directamente con la pérdida de información e inversamente con la interpretabilidad de los resultados, luego no es una decisión baladí. Los procedimientos más habituales son los siguientes:

##### **Criterio de los autovalores**

Es la técnica más habitual. Solamente aquellos factores que tengan un autovalor superior a la unidad, se retendrán para el análisis. La lógica de este criterio es que un factor, para ser útil, debe servir para explicar la varianza de, al menos, una variable. Este criterio es adecuado cuando el número de variables está entre 20 y 50. Cuando es inferior a 20, hay una tendencia a que este procedimiento extraiga pocos factores y demasiados si hay más de 50 variables.

### **Criterio de porcentaje de varianza explicada**

El fin de este criterio es asegurar la significatividad de los resultados del análisis factorial, aunque no se ha establecido unos niveles objetivos, se considera que en las ciencias naturales hay que extraer factores hasta que se explique, por lo menos el 95% de la varianza, mientras que en las ciencias sociales el 60% (incluso menos), es un nivel considerado como razonable.

### **Criterio del gráfico de sedimentación** **(Uriel, 1995)**

El gráfico de sedimentación se obtiene al representar en ordenadas las raíces características y en abcisas el número de factores. Uniendo todos los puntos se obtiene una figura que, en general, se parece al perfil de una montaña con una pendiente fuerte hasta llegar a la base, formada por una meseta con una ligera inclinación. Continuando con el símil de la montaña, en esa meseta en donde se acumulan los guijarros caídos desde la cumbre, es decir, donde se sedimentan. Por esta razón a este gráfico se le conoce como gráfico de sedimentación.

De acuerdo con el criterio gráfico, se retienen todas aquellos factores previos a la zona de sedimentación.

Siguiendo con el esquema expositivo que estamos empleando, apliquemos a nuestra base de datos de ejemplo todo lo expuesto. El primer criterio para determinar el número de factores es que el autovalor asociado sea superior a la unidad. Del análisis del cuadro 6, se observa que sólo los dos primeros factores tienen valores propios superiores a este valor.

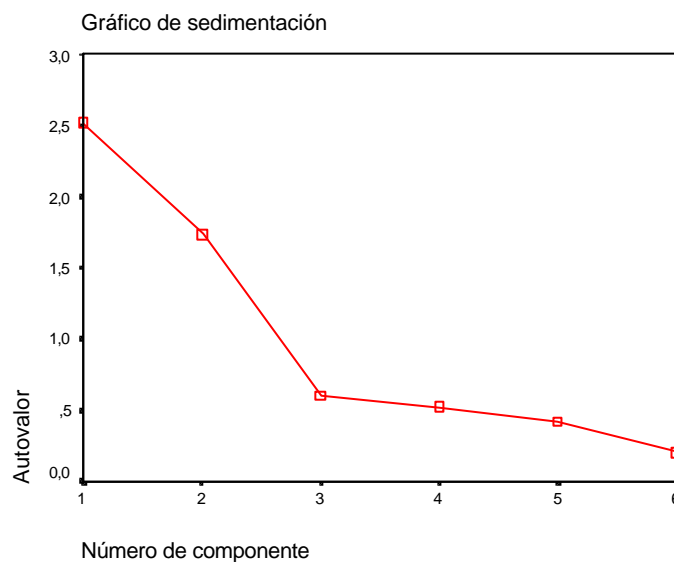
Si recurrimos al gráfico de sedimentación (gráfico 1), vemos que el número de factores que deben retenerse, parece ser tres (que es donde termina la pendiente de la “montaña”). Para resolver esta disyuntiva, hay que observar que el autovalor del tercer factor es muy bajo ( $0.598 < 1$ ), por lo que independientemente de lo que muestra el gráfico de sedimentación, no debe mantenerse en el análisis. Asimismo, atendiendo al criterio de porcentaje de varianza explicada, observamos que con sólo dos factores estamos explicando casi el 71% de la misma, por lo que la solución de dos factores parece razonable.

**Cuadro 6. Resultados de la extracción de los factores comunes**

Varianza total explicada									
Componente	Autovalores iniciales			Sumas de las saturaciones al cuadrado de la extracción			Suma de las saturaciones al cuadrado de la rotación		
	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado	Total	% de la varianza	% acumulado
1	2,513	41,885	41,885	2,513	41,885	41,885	2,370	39,499	39,499
2	1,740	28,994	70,879	1,740	28,994	70,879	1,883	31,380	70,879
3	,598	9,959	80,838						
4	,530	8,830	89,667						
5	,416	6,928	96,595						
6	,204	3,405	100,000						

Método de extracción: Análisis de Componentes principales.

**Gráfico 1. Gráfico de sedimentación**

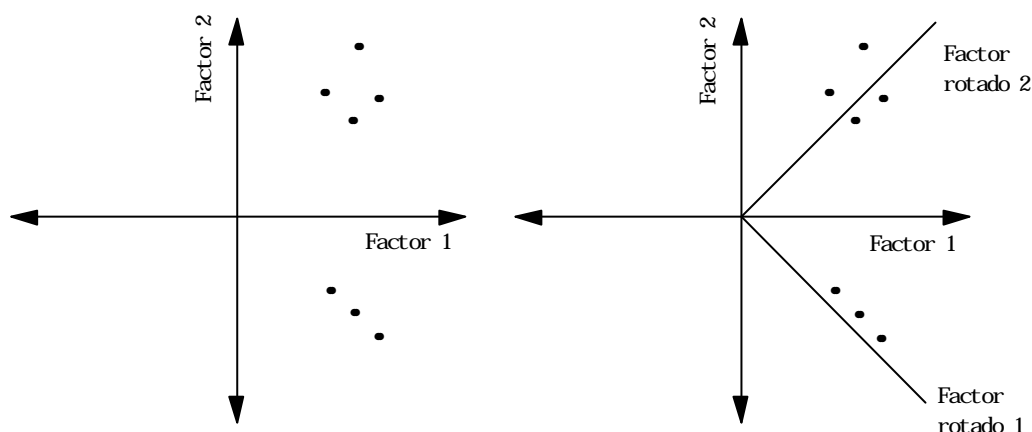


### **Paso 5. Interpretación de los factores** (Uriel, 1995)

Como ya se indicó, cada factor es una combinación lineal de diversas variables, y para entender su significado, es decir, para interpretarlo, es necesario ver qué variables contribuyen más a explicarlo. Una herramienta muy importante para ayudar a interpretar los factores, es la **rotación** de los mismos. En la solución inicial cada uno de los factores comunes están correlacionados en mayor o menor medida con cada una de las variables originales. Pues bien, con los factores rotados, se trata de que una de las variables originales tenga una

correlación lo más próxima a 1 que sea posible con uno de los factores y correlaciones próximas a 0 con el resto de factores. De esta forma, y dado que hay más variables que factores comunes, cada factor tendrá una correlación alta con un grupo de variables y baja con el resto de variables. Examinando las características de las variables de un grupo asociado a un determinado factor se pueden encontrar rasgos comunes que permitan identificar el factor y darle una denominación que responda a esos rasgos comunes, es decir, interpretarlo. El gráfico 2 intenta mostrar cómo se ve más claramente la contribución de las variables a los factores cuando éstos están rotados que cuando no lo están.

**Gráfico 2. Rotación de factores**



Existen diversos procedimientos de rotación que, fundamentalmente, pueden clasificarse en ortogonales (QUARTIMAX, VARIMAX, EQUIMAX) y no ortogonales (OBLIMIN). Sin embargo, es muy importante dejar claro que no hay un procedimiento mejor que otro. El mejor procedimiento es aquel que permita interpretar mejor los factores resultantes en cada problema que se esté analizando.

Finalmente, para interpretar los factores hay, como hemos dicho, que ver cómo contribuye cada variable a explicar cada factor. Esto es lo que llamamos **cargas factoriales** de cada variable en cada factor. Una medida que nos ayudará en la interpretación es la llamada **comunalidad** que indica qué varianza de cada variable viene recogida por la solución de factores seleccionada. Si esta es alta, querrá decir que gran parte de la varianza de cada variable está recogida en los factores seleccionados y, por ello, al emplear los factores en lugar de las variables originales, no estaremos perdiendo mucha información.

La mejor forma de entender lo expuesto, es referirnos al ejemplo que venimos manejando. Los cuadros 3.7 y 3.8 ofrecen la información mencionada. Debe indicarse que hemos ofrecido ya la solución rotada mediante el procedimiento VARIMAX, lo que se indicó en la sintaxis en la línea:

/ROTATION VARIMAX

Para interpretar los factores, es necesario ver, mediante las cargas factoriales, qué variables utilizar. Dado que todas las variables cargan en mayor o menor medida sobre todos los factores, es necesario tener algún criterio para seleccionar las cargas más importantes. Normalmente se utiliza el siguiente, según el tamaño de la muestra:

Tamaño muestral	Carga factorial
350	0.30
250	0.35
200	0.40
150	0.45
120	0.50
<b>100</b>	<b>0.55</b>
85	0.60
70	0.65
60	0.70
50	0.75

luego, en nuestro ejemplo, se utilizarán para explicar cada factor a aquellas variables con una carga factorial superior a 0.55. De esta forma, analizando el cuadro 8, vemos que el factor 1 viene explicado por las variables:

X2	nivel de precios	signo +
X7	calidad del producto	signo +
X1	rapidez del servicio	signo –
X3	flexibilidad de precios	signo –

los signos indican que los grupos de variables se mueven de manera contraria, es decir, que cuando la calidad del producto y el precio y la calidad aumentan, la rapidez del servicio y la flexibilidad de precios decaen. Podemos considerar

que este factor está midiendo los dos componentes principales del producto, su calidad y el precio, pudiendo interpretarlo como **relación calidad - precio**.

Por su parte, el segundo factor viene explicado por las variables:

X4	imagen del fabricante	signo +
X5	imagen de la fuerza de ventas	<b>signo +</b>

que permiten interpretar al factor como imagen de la empresa.

En síntesis, la percepción que tienen los clientes de HATCO, puede medirse mediante muchas variables (X1 a X7), pero podemos afirmar que, sin perder demasiada información, esta percepción se sintetiza en dos grandes ejes: la relación calidad precio de sus productos y la imagen de la empresa.

### Cuadro 7. Comunalidades

Comunalidades		
	Inicial	Extracción
Rapidez de servicio	1,000	,658
nivel de precios	1,000	,580
flexibilidad de precios	1,000	,646
Imagen del fabricante	1,000	,882
Imagen de los vendedores	1,000	,872
Calidad del producto	1,000	,616

Método de extracción: Análisis de Componentes principales.

### Cuadro 8. Solución rotada

Matriz de componentes rotados<sup>a</sup>

	Componente	
	1	2
flexibilidad de precios	-,803	-,011
Rapidez de servicio	-,787	,194
Calidad del producto	,764	,179
nivel de precios	,714	,265
Imagen de los vendedores	,025	,934
Imagen del fabricante	,102	,933

Método de extracción: Análisis de componentes principales.

Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 3 iteraciones.

## ***Paso 6. Validación de los resultados***

Para validar los resultados de un análisis factorial pueden emplearse dos métodos principalmente. Uno de ellos es llevar a cabo un *análisis factorial confirmatorio*, mediante sistemas de ecuaciones estructurales, lo que se encuentra lejos del objetivo de este curso. Otro procedimiento puede ser separar la muestra en dos mitados aleatoriamente y llevar a cabo un análisis factorial con cada una de ellas. Si el análisis de las cargas factoriales no difiere sustancialmente, podremos concluir que los resultados son robustos y estables. El cuadro 9 muestra los resultados de aplicar este procedimiento a nuestra base de datos y confirma la validez de los mismos, dado que las estructuras sacadas a la luz son totalmente equivalentes

**Cuadro 9. Validación de resultados**

**Matriz de componentes rotados<sup>a</sup>**

	Componente	
	1	2
Calidad del producto	,826	,116
flexibilidad de precios	-,816	,155
nivel de precios	,797	,193
Rapidez de servicio	-,723	,386
Imagen del fabricante	1,064E-02	,947
Imagen de los vendedores	-4,98E-02	,915

Método de extracción: Análisis de componentes principales.  
Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 3 iteraciones.

**Matriz de componentes rotados<sup>a</sup>**

	Componente	
	1	2
Rapidez de servicio	-,829	4,158E-02
flexibilidad de precios	-,740	-,190
Calidad del producto	,712	,218
nivel de precios	,595	,356
Imagen de los vendedores	,156	,928
Imagen del fabricante	,178	,920

Método de extracción: Análisis de componentes principales.  
Método de rotación: Normalización Varimax con Kaiser.

a. La rotación ha convergido en 3 iteraciones.

## Referencias bibliográficas

- Ferrán, M. (1996): *SPSS para Windows. Programación y análisis estadístico*. Madrid: McGraw-Hill.
- Hair, J.F.; Anderson, R.E.; Tatham, R.L. y Black, W. (1995): *Multivariate Data Analysis*. 4ª Edición. Englewood Cliffs: Prentice Hall.
- Uriel, E. (1995): *Análisis de datos. Series Temporales y análisis multivariante*. Madrid: Editorial AC.